

基于全息时标量测数据挖掘的配电网设备健康状态诊断分析

张珂珩, 彭晨辉, 赵康

(南瑞集团江苏瑞中数据股份有限公司, 南京 210012)

摘要: 大数据、数据挖掘等新技术的出现和进步, 为建设智能配电网提供了新的技术手段; 为实现对配电网运行状态的真实还原、精细分析和精准预测, 详实有效的配电网设备运行数据记录和支撑是关键, 研究了配电网全息时标量测数据的变化即存储技术, 基于全息时标量测数据研究了配电网设备健康状态诊断的方法, 对配电网历史数据以及模型信息等进行了深入的数据挖掘, 通过聚类分析、线性回归算法、熵权法等建立了设备状态诊断模型和评价体系, 实现了对设备故障评估和预警分析等, 为及时发现配电网的薄弱环节, 保障配电网设备的安全稳定运行提供了有效手段; 系统已在地市供电公司的配电网诊断方法研究与实现项目中得到实际应用, 很好地满足了地市供电公司的配电网精益化管理需求。

关键词: 配电网; 全息时标量测数据; 设备状态诊断; 线性回归; 熵权法

Health Diagnosis Method of Power Distribution Equipment Based on Holographic Time—Scalar Measurement Data

Zhang Keheng, Peng Chenhui, Zhao Kang

(NARI Group Co. Ltd., China Realtime Database Co., Ltd., Nanjing 210012, China)

Abstract: The emergence and progress of new technology, big data, data mining, provide a new technical means for building intelligent distribution network. In order to realize the real reduction, fine analysis and accurate prediction of the distribution network operation state, the real, detailed and effective distribution network equipment running data recording and support is the key. The technology of storing all changed data of holographic time—scalar measurement data of the distribution network is studied. On the basis of data recording, health diagnosis method of power distribution equipment is studied and in—depth data mining on the distribution history data and model information is carried out. The equipment state diagnosis model and the evaluation system are established by cluster analysis, linear regression algorithm and entropy method, and the equipment fault assessment and early warning analysis are realized. The weak links in distribution network can be found in time to ensure the safe and stable operation of the distribution equipment. The system has been applied in the construction project of research and implementation of distribution network diagnosis method based on big data technology of district power supply company. It can well meet the demand of lean management needs of distribution network of district power supply company.

Keywords: distribution network; holographic time—scalar measurement data; device state diagnosis; linear regression; entropy method

0 引言

配电网^[1]作为从输电网接受电能分配到配电所后再向用户供电的网络, 是保证社会发展的重要基础设施。对配电网的主要要求是保证供电的连续可靠性, 电能数据质量合格以及运行的经济性。现有智能配电网调度技术支持系统(以下简称D5200系统)对设备时标量测数据一般使用周期采集方式, 而这种数据采集方式不能完整的记录电网变化的全部细节, 对于电网短时事件(例如跳变、冲击负荷等)无法进行有效的记录与分析; 同时, 配电网设备辅助分析系统建设不健全, 对设备运行状态的评价和分析能力有所欠缺, 不能及时掌握和诊断设备的现时运行状况以及预测未来可能发生的风险。因此, 对配电网设备时标量测数据进行全息采集, 并在此基础上对数据进行科学合理地分析和评估, 辅助配电网检修人员提高设备检修的针对性, 在劣化设备发生故障前及时发现并

解决问题从而保证配电系统供电的安全性和可靠性是十分必要的。

1 研究内容

本文首先研究了D5200系统中全息时标量测数据的存储访问及其应用技术, 通过配电网SCADA量测数据变化存入时间序列数据库^[2]实现全息时标量测存储, 同时实现了全息时标量测数据的透明访问以及相关数据分析展示等。其次以全息时标量测数据为数据支撑, 研究了配电网设备健康状态检测以及诊断技术, 结合配电网安全评估标准等, 研究对厂站、线路、一次设备和终端的安全性评价分析, 结合设备同时段的历史采样数据以及历史故障告警信息等对设备运行状态进行分析和预测, 建立算法模型, 达到发现配电网的薄弱环节, 给出故障分析和预警的目的。

2 配电网全息时标量测实现

2.1 背景

智能配电网与传统的配电网相比, 具有更高的安全性、更高的电能质量以及故障分析与诊断能力。近年来, 信息技术和通讯技术的发展, 以及大数据、数据挖掘等新技术的出现和进

收稿日期: 2017-10-27; 修回日期: 2017-12-20。

作者简介: 张珂珩(1973-), 男, 北京人, 硕士, 主要从事电力信息技术、大数据分析挖掘以及电力系统自动化方向的研究。

步, 为建设智能配电网提供了新的技术手段。为更好地实现智能配电网的精益化管理, 实现对配电网运行状态的真实还原、精细分析和精准预测、建立可靠的配电网诊断分析模型, 详实有效的配电网设备运行数据记录是关键。目前 D5200 系统对遥测、遥信等配电网量测数据默认采用 1 分钟周期采样的方式进行记录, 数据粒度较为粗放, 无法记录电网变化的全部细节。而在此非全部电网变化过程的数据基础上对配电网运行状态进行数据挖掘分析会有一些程度偏差, 在极端情况下可能会出现错误的分析结果。

全息时标量测数据是对遥测遥信等量测数据信息的高精度无偏差完整记录, 能够精准无误的记录配电网设备的运行状况。因此, 为实现配电网运行状态的智能分析和预测, 需要对配电网全息时标量测数据进行记录, 为数据挖掘的精细化分析、配电网领域实施数据精益化管理和决策提供数据支撑。

2.2 实现机制

全息时标量测数据的记录对于 D5200 系统的数据库管理提出了更高的要求。借鉴时间序列数据库与智能电网调度技术支持系统(以下简称 D5000 系统)的集成^[9-3]经验, 分析了 D5200 系统与 D5000 系统在架构、数据存储环境以及数据访问机制等方面的差异, 完成了包括数据库环境改造方案、统一数据访问技术以及配电网 SCADA 改造等方案的研究, 实现了 D5200 系统的全息时标量测数据的存储, 实现了对配电网运行数据的真实精确完整记录和保存。

D5200 系统时标量测数据来源主要包括实时采集的数据、人工置数以及计算数据等, 实现全息时标量测数据的关键机制是在 D5200 系统处理量测数据变化(写内存库)的同时将量测数据带时标写入时间序列数据库, 从而实现量测数据的变化

即存储。

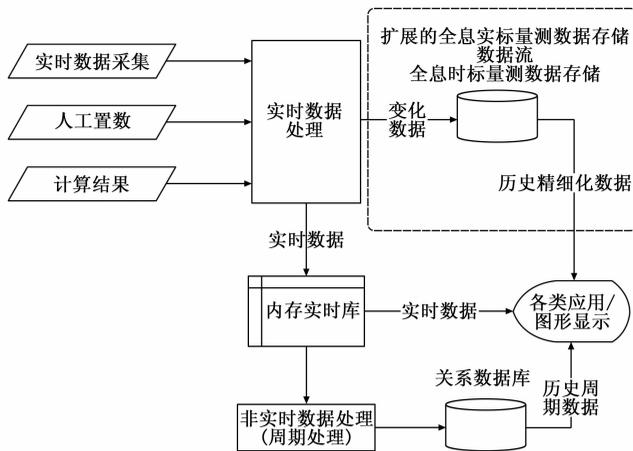


图 1 全息时标量测数据处理流程

在访问方面, 如图 2 所示对 D5200 系统的平台层增加对全息时标量测数据的统一管理, 并对外提供统一的访问接口, 具体包含全息时标量测数据存储服务状态监视、采样点定义、数据提交以及数据查询等功能模块。D5200 系统的可视化部分如图形、曲线工具等都可以直接使用全息时标量测数据。

2.3 实现效果

全息时标量测数据记录了 D5200 系统中遥测、遥信以及计算值的全部变化细节, 实现了对常规 D5200 系统中的周期采样模式的有效补充。该方式能够更加精确、完整地记录配电网运行轨迹。为接下来的设备健康状态诊断分析提供了而完整的、高精度的数据支撑。

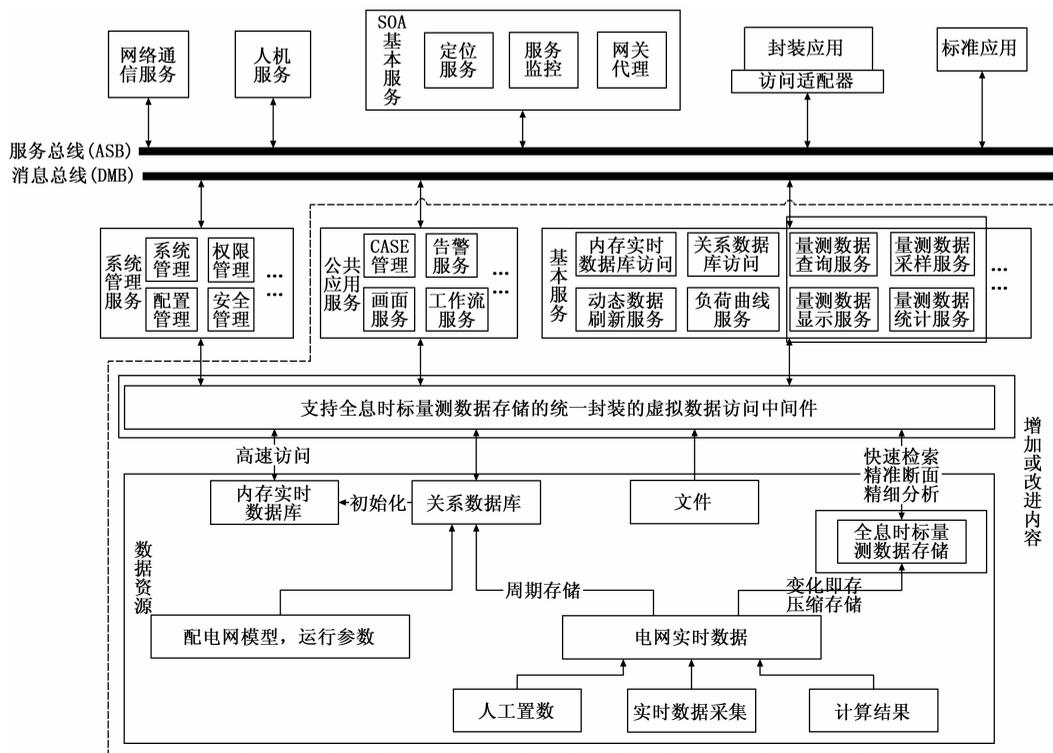


图 2 全息时标量测数据访问流程

图 3 左右区域展示了同一开关设备在同一时间段的电流变化趋势, 左图数据源采用 D5200 系统默认的 1 分钟周期采样数据, 右图数据源采用全息时标量测数据, 明显右图能够更为精细清晰地展示开关的电流变化峰值、低谷和实时变化情况, 以此为依据能够开展对设备运行情况的进一步精细化分析和挖掘。

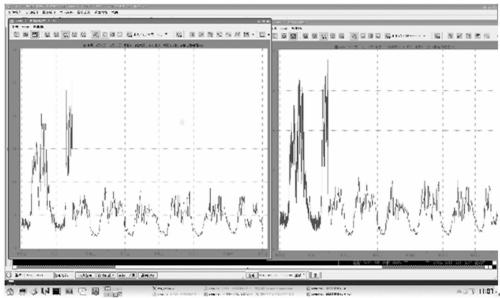


图 3 常规采样与全息时标量测数据精度对比

3 配电网设备健康状态诊断分析

对配电网设备健康状态诊断分析是以全息时标量测数据为基础, 同时结合设备评价不同维度需要的基础实时数据, 在基础实时数据的基础上进行各维度指标的数据计算与分析, 最终服务于设备状态诊断分析过程。

3.1 设备状态量

设备状态量是指设备运行过程中各种技术指标、性能和运行情况等参数的总称, 它直接或间接地反映了设备的健康状况, 是设备进行状态诊断的前提。因此, 设备健康状态诊断的首要任务就是对设备状态量进行收集和处理。配电网设备状态量^[6-7]主要分为投运前信息、运行信息、检修试验信息和家族缺陷信息四部分, 本文主要从运行信息这方面对配电网设备进行深入的数据挖掘, 最终得到诊断分析结果。设备运行信息主要包括: 历年缺陷及异常记录、设备巡视记录、操作维护、在线监测数据、断路器故障跳闸记录、断路器动作次数等。本文依托设备全息时标量测数据, 着重对配电网线路设备进行了评估和分析, 运行信息根据主要考虑以下几个维度:

1) 线路负载率: 指线路出现的最大负荷与线路本身最大载容量之比, 通过获取线路每个时间点的当前功率, 可通过计算得到精确的线路负载率。

2) 终端在线率: 指当前在使用终端设备在线数量与所有在使用终端的比值。

在以往的 D5200 系统中, 只关注了单个设备或者整个电网总体的在线率, 实现了全息时标量测数据存储后, 获取了终端准实时数据, 使得从线路的维度计算终端在线率成为可能。

3) 遥信动作正确率: SOE 遥信变位与遥信变位时间差小于 15 秒, 即视为遥信动作正确, 通过全息时标量测数据提供的带时标的的数据, 精确计算出遥信动作正确率。

4) 线路联络率: 指所有有联络的线路在总线路长度中的比例, 通过对全息时标量测数据的分析, 可得到精确的线路联络率。

设备状态^[4]是反应设备当前各种性能的综合度量, 分为正常、注意、异常和严重四种。

3.2 设备健康状态诊断

3.2.1 设备健康状态诊断过程

本节在配电网设备健康状态检测中结合配电网 5A 级安全

评估标准等, 研究对一次设备和终端的安全性评价分析, 研究结合告警、设备运行状态等进行计算, 以达到发现配电网的薄弱环节, 给出故障分析和预警的目的。

配电网设备健康状态的诊断可以通过结合配电网设备的历史状态数据和历史告警信息、故障信息等, 通过模型算法得到评估, 并且通过对数据的分析和处理, 对设备当前故障的处理给出指导性意见, 同时对设备的运行健康状态进行预测。

在实现全息时标量测数据的存储后, D5200 配电调度自动化系统可为设备健康状态诊断分析提供更为精细化的历史量测数据, 提高数据分析的精确性, 为故障预测奠定良好的数据基础。同时, 数据分析与挖掘基础支撑平台提供了设备状态监测模型算法, 结合设备同时段的历史采样数据以及历史告警信息, 完成对设备的状态信息进行分析。

图 4 说明了对配电网设备状态的诊断预测体系^[8]工作流程, 系统利用评估模型, 对于采集的数据进行分析和处理, 在设备评价时, 对于不同的设备采用不同的评价规则, 直接反馈设备的运行状况, 实现对于设备的状态诊断预测评估、状态评价功能, 指导设备检修的策略制定。

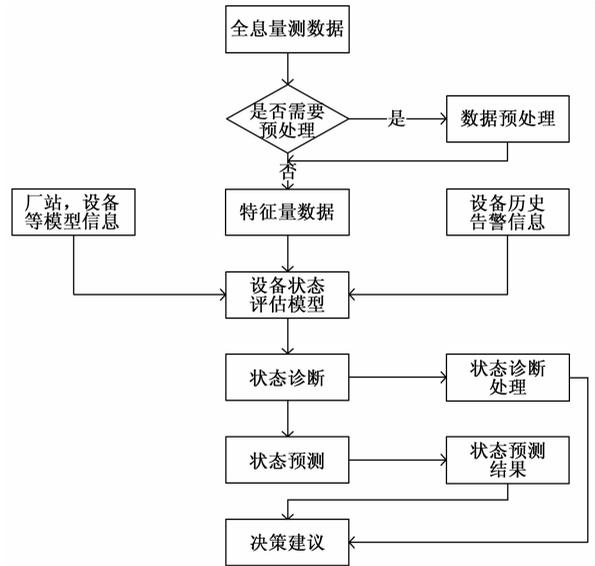


图 4 设备状态诊断评价体系

具体过程如下:

1) 数据获取: 数据来源分为三部分, 分别为来自于全息时标量测数据库的历史全息时标量测数据, D5200 内存库中的设备模型信息以及历史库中设备历史告警信息。

2) 数据预处理: 对获取的数据资源进行必要的处理, 使其成为反应配电网设备健康状态的状态量指标。

3) 状态诊断: 对于状态量指标达到预警值的设备采用状态诊断方法诊断。

4) 状态预测: 利用实时和历史数据, 预测设备的健康状态趋势以及可能的剩余寿命。

5) 决策建议: 以评价结果为基础, 综合风险评估结论, 建立检修安排计划, 最终将结果提交设备管理人员。

针对不同的设备或者个体分别采用不同的属性或状态信息及其权重进行评价和考量, 如在对线路部分和厂站部分的安全性评价打分的主要指标中, 线路部分主要包括: 负载率、过载率、线损、联络情况、终端在线率、遥信动作正确率; 厂站部

分主要包括：N-1 供电能力、全停供电能力、与相邻厂站联络率等指标。通过建立不同的模型算法对配电网设备进行不同维度的分析和检测，丰富对配电网设备从各个维度的分析和决策能力，更好更可靠地为配电网设备健康状态诊断分析提供支持。

3.2.2 设备状态评价过程

如图 5 所示，本文先根据设备不同的特征属性，对配电网设备进行 K-means 聚类^[9]分析，分类后，根据相应的模型算法对设备运行状态进行评价。

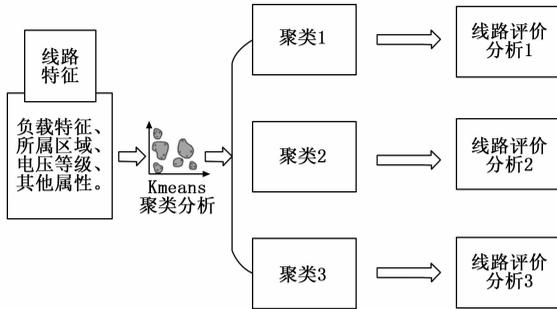


图 5 线路分类分析

以线路为例，首先按照负载特性、区域或者电压等级等属性特征进行 K-means 聚类分析，将线路聚类成城市中心区域线路、郊区偏远线路和城郊之间的线路等负载率为主要特征的三大类线路，在完成分类后，对于不同类型的线路的状态评价采取相同的评价维度但不同权重的打分方式，实现对不同类线路的运行状况的健康度诊断分析评估。

在对线路分类后，通过线性回归模型对每类线路设备建立合理故障级别预测模型，建模特征参数包括：负载率、过载率、线损、联络情况、终端在线率、遥行动作正确率等指标数据以及同时段的故障信息，如跳闸、接地故障等，输出参数为：线路故障级别。特征参数信息通过以往发生故障时间从存储的全息时标量测数据中获取，通过 SVM 线性回归模型算法建立故障级别预测模型。获取当前配电网设备的状态信息数据，代入回归模型后，对该设备可能发生的故障级别进行预测。

根据评估结果，对故障级别较高的设备安排对其进行优先检修。如图 6 所示。

对每一个状态指标，建立区间模型，分为四个状态，分别为正常，注意，异常以及严重。每种状态对应着不同的指标区间，也有着不同的权重 k ，以百分制进行打分，每个状态指标的得分 $M_i = 100 \times k$ 。某设备有 n 个状态指标，每个指标根据对设备运行的影响程度拥有不同的权重值 $C_i (i = 1, 2, \dots, n \sum_{i=1}^n C_i = 1)$ 。该权重值通过熵权法^[10]计算得到。

最终对设备的综合打分采取两种策略：如果有某一类或者几类指标的状态属于异常或严重，则该设备最终的得分为所有状态指标的最低分。

$$M = \text{Min}M_i \quad (1)$$

如果每类指标的状态都属于正常或注意，则该设备的最终得分为所有指标的加权和。

$$M = \sum_{i=1}^n M_i \times C_i \quad (2)$$

最终根据得分所处得分区间判断设备所处状态，从而科学

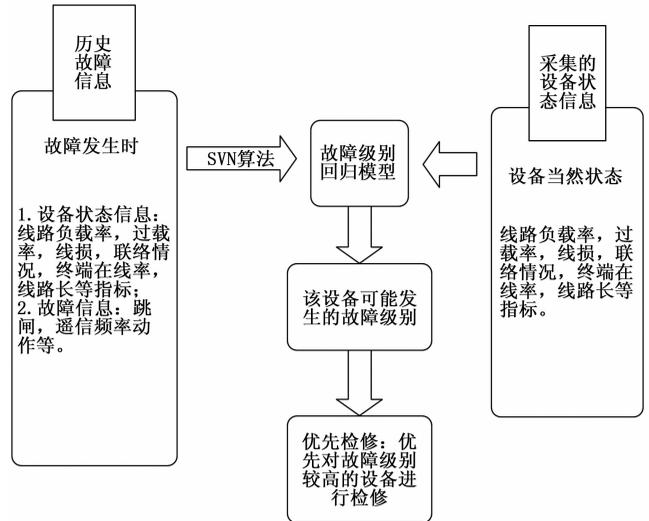


图 6 线路评价分析

合理的对设备状态进行评测，预测配电网即将发生的故障，对于得分较低设备可优先安排检修，从而及早发现问题，保证配电网设备和电网的安全稳定运行。

3.2.3 熵权法计算过程

以线路为例，首先依托全息时标量测基础数据精确计算出各指标数据，然后通过熵权法计算出每个指标的权重值。在故障发生时刻根据各类原始数据，根据指标计算公式在未考虑指标数据熵值的情况下进行综合评分计算，得到如表 1 计算结果。

表 1 指标评分结果

序号	发生时刻	线路负载率	终端在线率	遥行动作正确率	线路联络率
1	2016/05/03 12:13:16	0.9594	1	1	0.7272
2	2016/05/13 13:13:11	0.7967	0.9	1	0.9090
3	2016/05/22 12:15:16	0.8725	1	0.821	0.4545
4	2016/06/12 12:34:45	0.9907	1	1	0.4533
5	2016/06/19 13:13:16	0.9146	1	0.9205	1
6	2016/07/03 15:13:16	0.9586	1	0.6367	0.8183
7	2016/07/12 16:13:38	0.9531	1	0.5468	0.6325
8	2016/07/23 14:23:16	0.8236	1	1	1
9	2016/08/03 11:13:16	0.9191	1	0.9070	0.9090
10	2016/08/09 09:13:16	0.9097	1	0.923	0.5426
11	2016/09/03 05:43:23	0.6718	1	0.8185	1

对指标结果进行标准化处理，使用公式如下：

$$X'_{ij} = \left(\frac{x_{ij} - \min(x_{1j}, x_{2j}, m, x_{nj})}{\max(x_{1j}, x_{2j}, m, x_{nj}) - \min(x_{1j}, x_{2j}, m, x_{nj})} \right) \times 100 \quad (3)$$

X'_{ij} 为第 i 次事件中的第 j 个指标的数值的标准化结果。

计算指标熵值:

$$p_{ij} = \frac{X'_{ij}}{\sum_{i=1}^n X'_{ij}} \quad (i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m) \quad (4)$$

$$e_j = -\ln(n)^{-1} \sum_{i=1}^n p_{ij} \ln(p_{ij}) \quad (5)$$

得到熵值结果如表 2 所示。

表 2 指标熵值结果

指标项目	线路负载率	终端在线率	遥信动作正确率	线路联络率
熵值	3.34	1.98	2.13	3.67

计算信息效用值:

$$g_j = \frac{1 - e_j}{m - E_g} \quad (E_g = \sum_{j=1}^m e_j, 0 \leq g_j \leq 1, \sum_{j=1}^m g_j = 1) \quad (6)$$

计算指标权重值:

$$W_j = \frac{g_j}{\sum_{j=1}^m g_j} \quad (1 \leq j \leq m) \quad (7)$$

最终得到权重值如表 3 所示。

表 3 指标权重结果

指标项目	线路负载率	终端在线率	遥信动作正确率	线路联络率
权重	0.216	0.337	0.298	0.149

3.2.4 模型示例

以线路为例, 从全息时标量测数据中获取完整的历史数据, 结合线路当时的状态指标, 再根据各类状态指标对线路安全稳定运行的重要程度, 建立如下的线路打分模型, 见表 4。

表 4 指标打分模型

故障级别 状态指标 权重	打分权重				
	正常状态	注意状态	异常状态	严重状态	严重状态
线路负载率	0.216	1	0.75	0.5	0.25
终端在线率	0.337	1	0.75	0.5	0.25
遥信动作正确率	0.298	1	0.75	0.5	0.25
线路联络率	0.149	1	0.75	0.5	0.25

若目前线路状态负载率为注意状态, 遥信动作正确率为注意状态, 其他均为正常, 则该线路最后的得分为:

$$M = 0.216 * 100 * 0.75 + 0.337 * 100 * 1 + 0.298 * 100 * 0.75 + 0.149 * 100 * 1 = 87.15$$

属于正常状态, 但需要加强注意, 以免出现问题。

若目前线路状态负载率为异常状态, 其他均为正常, 则该线路的最后得分为:

$$M = 100 * 0.5 = 50$$

属于异常状态, 随时可能发生故障, 需及时安排检修以保证线路的正常安全稳定运行。

4 工程应用与分析

4.1 应用部署

本文成果已在某地区电力公司进行了实际应用, 系统主要

由后台数据处理计算分析模块和前端可视化展示模块构成, 分别在某地区电力公司一区、三区完成部署。

一区为数据处理计算分析模块, 程序以服务进程形式部署在一区应用服务器, 通过侦听 D5200 系统服务总线及访问时间序列数据库接口分别获取设备告警及全息时标量测数据, 对数据进行清洗并完成特征量数据提取和计算分析等, 同时将分析计算结果保存至 D5200 关系库中, 并通过隔离装置完成从安全一区到三区的数据同步; 三区部署 tomcat 服务器, 在其中部署可视化展示工具, 通过 web 发布完成对分析结果的报表、仪表盘、饼图、柱状图等展示, 实现配电网设备运行状态的全景可视化展示。

4.2 应用测试

基于上述系统设计和部署, 选定某地区电力公司所管辖地区的馈线线路为分析对象, 依托 2017 年 1 月 1 日至 3 月 30 日全息时标量测数据, 对馈线在 3 月 29 日至 3 月 30 日运行状态进行评估分析。

首先, 在三区工作站的浏览器地址栏输入 web 发布地址, 登录配电网运行状态评估应用展示页面, 如图 7 所示, 输入用户名密码, 进入系统, 如图 8 所示。



图 7 配电网运行状态评估应用登录页面



图 8 配电网馈线运行状态评估页面

根据页面上方工具栏的提示, 对指定区域指定厂站指定时间的所有馈线打分排名查询分析操作流程为: 选择“区域”→“厂站”→“开始时间”→“结束时间”, 点击查询。

选择“区域”, 确定查询区域 (可多选多个); 选择“厂站”, 确定查询厂站 (可多选多个); 选择或编辑“开始时间”、“结束时间”确定查询时间段; 点击“查询”按钮, 获取评估分析结果, 如图 9 所示, 页面左上方饼图展示所选厂站的馈线百分占比, 右上方柱状图展示根据 3 个月运行数据模型评估分析出的近两日馈线分值状态最低的 20 条馈线, 下方报表则展示了各区域各厂站由低到高的设备故障和打分信息。

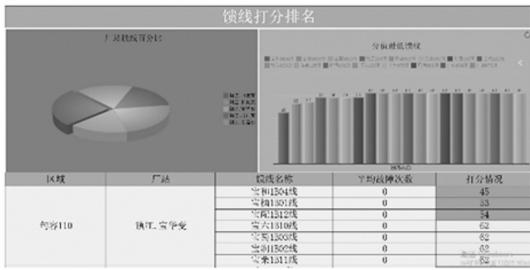


图 9 馈线打分排名页面

4.3 结果分析

根据馈线综合打分排名结果可知，宝和变厂站不合格线路较多，其中宝和 1B04 线、1B01 线、1B12 线打分情况最差，需要对宝和变终端设备运行状态进行着重检查，并对上述馈线及时进行设备巡检，排除隐患。

通过与现场检修人员反馈核对，与实际馈线的运行状态基本一致，达到了预期目标，验证了应用分析的实用性和准确性，满足了该地区公司对配电网设备健康状态评估以及诊断的需求。

5 结束语

本文研究了全息时标量测数据在 D5200 系统的实现机制，实现了配电网全息时标量测数据变化即存储的功能，提高了配电网时标量测数据的精度和完整度，能够更好地为各类上层应用服务。同时，本文也研究了基于全息时标量测数据的配电网

设备健康状态检测以及诊断技术，该技术能够发现配电网设备的薄弱环节，快速定位故障并给出处理意见，同时能够预测可能故障的发生，对于减少故障发生和提高故障处理效率，保证供电安全具有重要的意义。

参考文献:

[1] 王飞飞. 配电网检修计划优化的研究 [D]. 北京: 华北电力大学, 2013.

[2] 黄军高, 王首顶, 凌强, 等. 时间序列数据库在地区电网调控一体化系统中的应用 [J]. 电力系统自动化, 2011, 24 (23): 107-111.

[3] 李琪林. 面向智能电网的企业应用集成技术研究 [J]. 计算机科学, 2011, 38 (7): 83-84.

[4] 郭明泽, 章坚民, 方文道. 异构系统数据集成技术在 DMS 中的应用 [J]. 信息技术, 2011, (8): 173-176.

[5] 胡俊杰. 智能配电网信息系统集成应用 [D]. 杭州: 浙江大学, 2011.

[6] 霍明雷. 配电设备状态检修及决策优化研究 [D]. 北京: 华北电力大学, 2015.

[7] 唐燕. 配电网设备状态检修决策研究 [D]. 北京: 华北电力大学, 2014.

[8] 徐龙. 配网设备状态评估 [D]. 北京: 华北电力大学, 2013.

[9] 周爱武, 于亚飞. K-Means 聚类算法的研究 [J]. 计算机技术与发展, 2011 (2): 62-65.

[10] 欧阳森, 石怡理. 改进熵权法及其在电能质量评估中的应用 [J]. 电力系统自动化, 2013 (21): 156-159.

[10] Mikolajczyk K, Tuytelaars T, Schmid C, et al. A comparison of affine region detectors [J]. Int. J. Comput. Vis., 2004, 60, (2): 91-110.

[10] Mikolajczyk K, Tuytelaars T, Schmid C, et al. A comparison of affine region detectors [J]. Int. J. Comput. Vis., 2005, 65, (1/2): 43-72.

[11] 郜晓晶, 潘新, 王亮. 基于 GLOH 算子和局部特征融合的人脸识别 [J]. 计算机应用与软件, 2013, 30 (5): 271-274.

[12] Macqueen J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations [A]. Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability [C]. 1967: 281-297.

[13] 吴文峰. 基于局部特征字典的图像分类算法研究 [D]. 深圳大学, 2012.

[14] Zhang J G, Marszalek M, and Schmid C. Local features and kernels for classification of texture and object categories: A comprehensive study [A]. in Proc. IEEE CVPRW [C]. 2006, 13-21.

[15] T. Cootes, C. Taylor, and J. Graham, Active shape models—their training and applications [J], Comput. Vis. Image Understand., 1995, 61 (1): 38-59.

[16] Isaac Castro-Mateos, Jose M. Pozo, Marco Peneanez, etc. Statistical Interspace Models (SIMs): Application to Robust 3D Spine Segmentation [J], IEEE Transactions on Medical Imaging, 2015, 34 (8): 1663-1675.

[17] Cootes T F, Taylor C J. Active Shape Models - 'Smart Snakes' [C]. BMVC, London: Springer, 1992. 266-275.

[18] Goodall C., Procrustes methods in statistical analysis of shape [J], J. Roy. Stat. Soc. B. 1991, 53 (2): 285-339.

[19] 刘景明. 基于统计形状模型的肝脏分割算法的研究与实现 [D]. 沈阳: 东北大学, 2013.

(上接第 28 页)

本文算法只是对绝缘子是否脱落进行了检测，但在电力系统中，绝缘子还常常存在着劣化现象，这关系着电力系统的安全，在可见光图像中，劣化绝缘子可能与正常绝缘子的形状之间并无大的差别，这为检测带来了很大的难度，这也是我们今后的研究内容和方向。

参考文献:

[1] 王银立, 闫斌. 基于视觉的绝缘子“掉串”缺陷的检测与定位 [J]. 计算机工程与设计, 2014, 5 (2): 583-587.

[2] 全卫国. 基于航拍图像的输电线路识别与状态检测方法研究 [D]. 北京: 华北电力大学, 2011.

[3] 郑涛. 基于 PCNN 的航拍绝缘子图像的分割及定位研究 [D]. 大连: 大连海事大学, 2011.

[4] 全卫国, 于浩进, 等. 基于神经网络的绝缘子故障诊断 [J]. 计算机仿真, 2013, 30 (9): 310-313.

[5] 李红. 基于稀疏表示的绝缘子状态识别方法研究 [D]. 北京: 华北电力大学, 2016.

[6] Kristina Mikolajczyk, Cordelia Schmid. A Performance Evaluation of Local Descriptors [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27 (10): 1615-1630.

[7] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detection [A]. Proc. 4th Alvey Vision Conf [C]. Manchester, UK, Aug. 1988, 147-152.

[8] Mikolajczyk K, Schmid C. Scale and affine invariant interest point detectors [J]. Int. J. Comput. Vis., 2004, 60, (1): 63-86.

[9] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant key-